

Санкт–Петербургский государственный университет

Малышева Алина Игоревна

Выпускная квалификационная работа

*Синтез звука в реальном времени на основе
совместного использования метода конечных
элементов и нейросетевого моделирования*

Уровень образования: бакалавриат

Направление 01.03.02 «Прикладная математика и информатика»

Основная образовательная программа СВ.5005.2015 «Прикладная
математика, фундаментальная информатика и программирование»

Научный руководитель:

доцент, Кафедра вычислительных методов
механики деформируемого тела,
к.ф. - м.н. Костырко Сергей Алексеевич

Рецензент:

к.ф. - м.н. Макеев Иван Владимирович

Санкт-Петербург

2021 г.

Содержание

Введение	3
Обзор литературы	5
Постановка задачи	8
Глава 1. Построение конечно-элементной модели	9
1.1. Постановка задачи	9
1.2. Собственные колебания пластины	12
1.3. Собственные колебания купола	14
1.4. Собственные колебания купола с верхним отверстием	16
Глава 2. Генерация звука в реальном времени	19
2.1. Искусственная нейронная сеть	19
2.2. Разработка программы для синтеза звука	21
Заключение	24
Список литературы	25

Введение

С развитием компьютерных технологий люди научились синтезировать звуки, а также организовывать их в музыкальные композиции, используя различные программные комплексы и алгоритмы. Искусство синтеза звука так же важно для композитора, работающего в области компьютерной музыки, как искусство оркестровки для композиторов симфонической музыки. Две эти области весьма похожи: и там и там оригинальное звучание создается за счет сочетания музыкальных фраз и звуковых последовательностей, образующих, в конечном счете, музыкальную композицию. Однако, основное различие между ними заключается в том, что работа над компьютерной музыкой может включать в себя создание алгоритмов для синтеза и генерации звуков, в то время как во втором случае композитор имеет возможность сочинения лишь для ограниченного набора имеющихся музыкальных инструментов. Также компьютерный синтез звука помогает не только создавать музыкальные произведения, но и моделировать человеческую речь, создавать звуковое сопровождение для разных аудио-визуальных представлений, рекламных роликов и кинематографа. В настоящее время музыкальная сфера развивается очень стремительно, и зачастую, чтобы оставаться востребованным композитором или исполнителем, необходимо применять новые подходы к написанию музыки.

Одним из, наверное, самых активных подходов, развивающихся в области компьютерного синтеза звука, является физическое моделирование. Идея метода заключается в том, чтобы генерировать звук на основе физико-математических моделей, описывающих динамическое поведение твердых тел. Такого рода методы позволяют имитировать звук акустических музыкальных инструментов, являясь альтернативой традиционным методам синтеза звука таким, как, например, аддитивный, субтрактивный или FM-синтез, также он позволяет обеспечить дополнительный реализм в звучании создаваемых электронных инструментов [4]. Традиционные методы строятся на использовании генераторов простейших волновых форм с последующей обработкой получаемого звука различными фильтрами. Синтез звука на основе физического моделирования требует дополнительных

знаний в области компьютерного моделирования, численных методов решения дифференциальных уравнений и обработки сигналов. Однако, его очевидным преимуществом является возможность генерировать тембрально богатые и выразительные звуки. Кроме того, метод позволяет изменять характеристики инструмента в реальном времени и за счет этого получать принципиально новое звучание.

Обзор литературы

Методы синтеза звука на основе физического моделирования стали развиваться с середины 20го века. Суть данных методов заключается в решении уравнений математической физики, описывающих поведение музыкального инструмента или его составных частей, например, колебание струны, мембраны, пластины или трубки [1].

Физические модели, используемые для синтеза звука, обычно относят к двум основным типам: сосредоточенным, которые описываются обыкновенными дифференциальными уравнениями, и распределенным, для построения которых используются дифференциальные уравнения в частных производных. Сосредоточенные модели представляют собой набор масс, пружин, демпферов и нелинейных элементов. Их можно, к примеру, использовать для аппроксимации таких физических систем, как трость медного духового инструмента или голосовые связки певца. Распределенные модели обычно состоят из линий задержки в сочетании с цифровыми фильтрами и нелинейными элементами. Они моделируют распространение волн в сплошных средах, таких как струны, пластины и различные оболочки. Существует достаточно большое количество как сосредоточенных, так и распределенных моделей, и зачастую их можно комбинировать: так, в работе [2], к примеру, описывается совместное использование модели распределенных волноводов и сосредоточенных фильтров для имитации звучания духовых инструментов.

Одна из первых моделей, использующая систему масс и пружин для описания колебаний того или иного объекта, была представлена в конце 70х-начале 80х гг. [25, 32]. Взаимодействие вводится через так называемые «условные связи», которые могут представлять собой нелинейные контактные силы. Для решения построенных уравнений используется метод конечных разностей, позволяющий сводить приближенное решение уравнений в частных производных к решению систем алгебраических уравнений [25]. В работах [33, 34] при разработке алгоритма синтеза звука использовалось прямое численное моделирование, где дифференциальные уравнения решались с применением метода конечных разностей. Однако, основной

недостаток такого подхода заключается в необходимости уделять большое внимание проблеме вычислительной устойчивости [1].

Еще один подход, который также необходимо выделить в обзоре, был предложен в работах [37, 38] и основывается на модальном анализе объектов, имеющих сложную геометрию. Такой подход позволяет достаточно точно моделировать звучание практически любого объекта, однако, требует значительных вычислительных ресурсов [4, 5]. Исследованию задач модального анализа с применением как численных, так и аналитических методов посвящено достаточное большое количество работ. Однако, за последнее время особое внимание получил метод конечных элементов [6, 7, 10, 11]. Так, в работе [3] изложена методика синтеза звука с использованием модального анализа, основанного на использовании метода конечных элементов. При этом авторы выделяют несколько этапов моделирования:

1. первый этап заключается в построении геометрической модели;
2. второй этап связан с разбиением представленной геометрии на под-области, которые называются конечными элементами, а также заданием граничных условий;
3. в ходе модального анализа определяются собственные частоты, на основе которых и производится рендеринг звука.

Как уже отмечалось выше, основной проблемой модального анализа является требовательность к вычислительным ресурсам, что не позволяет использовать этот метод для синтеза звука в реальном времени [15]. Еще одна трудность связана с определением параметров модели. В работе [13] был предложен метод, позволяющий получать данные на основе экспериментальных модальных испытаний и использовать их при построении конечно-элементной модели, что привело к улучшению качества генерируемого звука. Впоследствии некоторые исследователи предложили приближенные методы, которые применяют модальные данные одного объекта к объектам, имеющим отличные размеры и свойства материала, но одинаковую геометрическую форму [13].

Несмотря на непрерывное развитие все новых и новых подходов к синтезу звука на основе физического моделирования, этот метод остается достаточно ресурсоемким. Для оптимизации процесса синтеза звука в приложениях, работающих в реальном времени, необходимо применять и другие вычислительные технологии такие, как, например, алгоритмы машинного обучения [36]. Стоит отметить, что в контексте работы со звуком методы машинного обучения применяются для решения широкого круга задач от распознавания человеческой речи [8] до автономной генерации музыкальных произведений [35]. В работе [9] была предложена система генерации музыкальных произведений на основе техники переноса стиля, когда какие-то стилистические особенности одного произведения переносятся на новый музыкальный контент с использованием методов глубокого обучения. Также были предприняты попытки физического моделирования звука на основе использования нейросетевых технологий [26, 27, 28].

В представленной работе для синтеза звука в реальном времени предлагается совместно использовать нейросетевое и конечно-элементное моделирование. Так, сбор и анализ данных модальных испытаний объектов произвольной формы основывается на конечно-элементной модели. Далее, с использованием полученных данных осуществляется обучение нейронной сети типа многослойный персептрон с входными нейронами, соответствующими геометрическим и физическим параметрам, и выходными, соответствующими собственным частотам объекта. Модуль, отвечающий за аддитивный синтез звука на основе полученных собственных частот, управляется непосредственно обученной нейросетевой моделью, что позволяет значительно сократить время вычислений и получать необходимое звучание, меняя параметры модели в реальном времени.

Постановка задачи

Цель данной работы — разработать алгоритм синтеза звука в реальном времени на основе физического моделирования с использованием метода конечных элементов и нейросетевых технологий.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

1. Разработка конечно-элементной модели в среде ANSYS, предназначенной для модального анализа объектов произвольной формы. Полученная модель используется для сбора данных модальных испытаний.
2. Создание и обучение на полученных данных нейронной сети типа многослойный персептрон, позволяющей по входным физическим и геометрическим параметрам вычислять соответствующий набор собственных частот.
3. Реализация интерфейса на основе среды визуального программирования Pure Data, который позволяет связать нейросетевую модель с линией генерации звука, построенную с использованием аддитивного принципа: для звуковой симуляции используется несколько синусоидальных осцилляторов, а в качестве входных параметров подаются собственные частоты.

Данная работа имеет следующую структуру. В Главе 1 описываются основные этапы модального анализа с применением конечно-элементного моделирования. В Главе 2 представлены этапы создания и обучения нейронной сети, позволяющей вычислять собственные частоты объекта по вводимым геометрическим и физическим параметрам. Также здесь описывается разработка интерфейса, позволяющего использовать данные нейросетевого моделирования для генерации звука в реальном времени.

Глава 1. Построение конечно-элементной модели

В рамках данной главы описываются основные этапы модального анализа для тел произвольной формы на основе метода конечных элементов, который реализуется в программном комплексе ANSYS.

Метод конечных элементов (МКЭ) — это метод приближённого численного решения краевых задач, описываемых уравнениями в частных производных. В его основе лежат две главные идеи: дискретизация расчетной области на конечное множество подобластей, называемых конечными элементами, и кусочно-элементная аппроксимация искомых функций. К явным преимуществам МКЭ относится его универсальность по отношению к областям сложной формы и применимость к широкому кругу задач [12].

Цель данного этапа работы — проведение модальных испытаний для получения данных, которые в дальнейшем используются для обучения нейронной сети. Массив данных состоит из геометрических параметров, описывающих рассматриваемый объект, упругих констант, определяющих свойства материала, а также собственных частот, получаемых в ходе модального анализа.

1.1 Постановка задачи

Модальный анализ позволяет представить решение задачи в рамках теории линейной динамики механических систем в виде разложения по собственным модам [5]. В контексте синтеза звука это приводит к достаточно реалистичному имитированию звучания того или иного объекта на основе задаваемых геометрических и физических параметров.

На основе метода конечных элементов, запишем дискретные уравнения движения конструкции в матричной форме [3, 4, 12]:

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} = \{f\} \quad (1)$$

где x — вектор узловых перемещений, \dot{x} , \ddot{x} — векторы скоростей и ускорений точек тела, M , C и K соответственно представляют матрицы массы, демпфирования и жесткости, f — вектор эквивалентных узловых сил

для всего тела, возбуждающих колебания. Для относительно малых уровней демпфирования целесообразно аппроксимировать матрицу демпфирования линейной комбинацией матриц масс и жесткости:

$$[C] = \alpha[M] + \beta[K]$$

После решения обобщенной задачи на собственные значения получаем:

$$[K][U] = [\Lambda][M][U]$$

Исходная система может быть представлена в следующей форме [13]:

$$\{\ddot{q}\} + (\alpha[I] + \beta[\Lambda])\{\dot{q}\} + [\Lambda]\{q\} = [U^T]\{f\}$$

I — единичная матрица, Λ — диагональная матрица, содержащая собственные значения, U — матрица, состоящая из собственных векторов и позволяющая представить решение в виде линейной комбинации отдельных мод:

$$q_i = a_i e^{-c_i t} \sin(2\pi\omega_i t + \theta_i)$$

где ω_i — частота моды (собственная частота), c_i — коэффициент демпфирования, a_i — амплитуда возбуждения, а θ_i — начальная фаза, t — время. Поскольку объект в начальный момент времени находится в состоянии покоя, мы можем принять θ_i равным нулю. Коэффициент затухания c_i и собственная частота ω_i находятся из следующих выражений:

$$c_i = \frac{1}{2}(\alpha + \beta\lambda_i)$$

$$\omega_i = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\lambda_i - \left(\frac{\alpha + \beta\lambda_i}{2}\right)^2}$$

где λ_i представляет собой собственное значение i -й моды. Таким образом, коэффициент затухания и собственную частоту, соответствующую той или иной моде колебания, можно найти, зная геометрические параметры объекта и физические свойства материала: в нашем случае это плотность ρ ,

модуль Юнга E и коэффициент Пуассона ν .

В рамках представленной работы реализуется метод синтеза звука, основанный только на свободных колебаниях объекта, при этом влияние внешнего воздействия не учитывается. Однако, в дальнейшем мы планируем расширить разработанный подход и учесть внешнее воздействие для того, чтобы иметь возможность имитирования звук, получаемый, к примеру, в результате соударения.

В случае свободных колебаний внешние силы f в уравнении 1 будут равны 0. Степень влияния демпфирования на свободные колебания конструкции незначительна (менее 1-2 %), поэтому в модальном анализе матрица демпфирования C принимается также равной нулю [29]. Тогда уравнение 1 сводится к следующему виду:

$$[M]\{\ddot{x}\} + [K]\{x\} = 0 \quad (2)$$

Для линейной системы свободные колебания являются гармоническими и могут быть записаны в виде [30]:

$$\{x\} = \{\phi\}_i \cos(\omega_i t) \quad (3)$$

где ϕ_i — i -й собственный вектор, представляющий форму (моду) колебаний на i -й собственной круговой частоте ω_i (радиан в единицу времени). Подставив 3 в 2 получаем:

$$(-\omega_i^2[M] + [K])\{\phi\}_i = 0$$

Это равенство приводит к нахождению собственных значений ϕ_i .

Для проведения численных экспериментов мы будем рассматривать купол с отверстием. Однако, для проверки точности предварительно рассмотрим несколько задач, имеющих аналитическое решение:

1. тонкая прямоугольная пластина, жесткая закрепленная по краям, ре-

шение для которой записывается в виде [10]:

$$\omega = \pi^2 \cdot \left[\left(\frac{m + \frac{1}{2}}{a} \right)^2 + \left(\frac{n + \frac{1}{2}}{b} \right)^2 \right] \cdot \sqrt{\frac{D}{\rho h}}$$

$$D = \frac{Eh^3}{12(1 - \nu^2)}$$

где ν — коэффициент Пуассона, E — модуль продольной упругости пластины, h — толщина пластины, ρ — плотность материала пластины; a , b — длина и ширина пластины;

2. сферический купол, собственные частоты для которого в случае жесткого закрепления нижнего края определяются по следующей формуле [11]:

$$f_i = \frac{k_i \cdot \omega_0}{2\pi} \quad (4)$$

$$\omega_0 = \sqrt{\frac{E}{\rho R^2(1 - \nu^2)}} \quad (5)$$

где E — модуль Юнга, ν — коэффициент Пуассона, h — толщина купола, R — радиус купол, k_i — коэффициенты, полученные в ходе решения.

Для решения задачи в конечно-элементной постановке используется прогроаммный комплекс ANSYS [23]. Для проверки точности расчета, выполняемого пакетом ANSYS, необходимо провести сравнение получаемого и аналитического решений.

1.2 Собственные колебания пластины

Модальный анализ проводится для пластины без повреждений (см. Рис. 1) со следующими параметрами: длина пластины a (размер в направлении Ox), ширина пластины b (размер в направлении Oy), толщина пластины h . Все параметры имеют единицу измерения — метр. Толщина данной пластины предполагается малой по сравнению с другими размерами.

В качестве параметров, характеризующих упругое поведение материала, задаются модуль Юнга E , коэффициент Пуассона ν и плотность ρ . Для построения конечно-элементной сетки выбран оболочечный четырехузловой элемент Shell181 [24] с шестью степенями свободы в каждом узле: смещения в направлениях x , y и z и угол поворота вокруг осей x , y и z . Конечно-элементная модель пластины представлена на Рис. 1. В качестве граничных условий задается жесткое закрепление краев пластины.

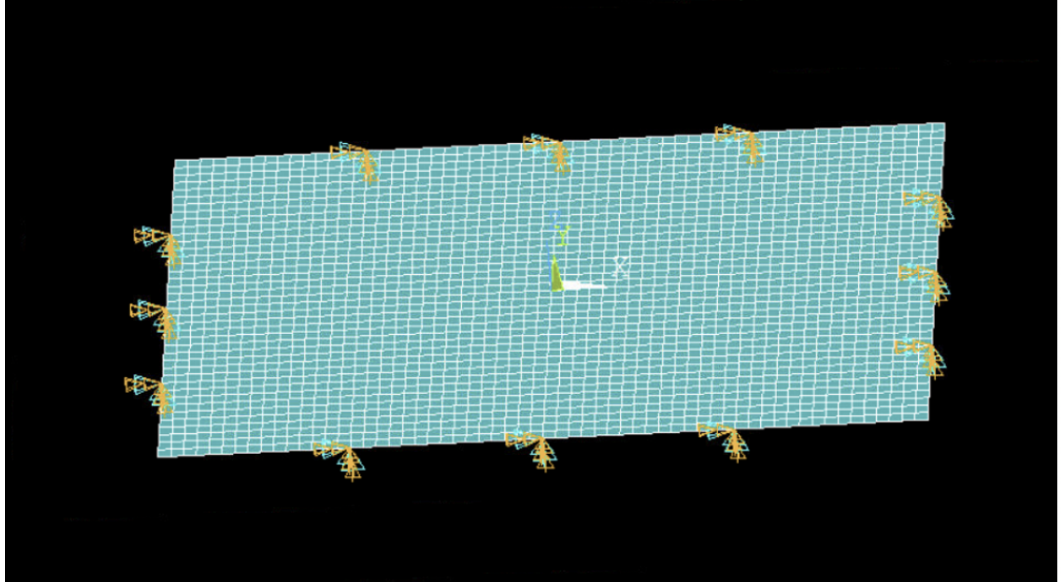


Рис. 1: Конечно-элементная модель пластины.

Для проверки внутренней сходимости сравнивались результаты, полученные при выборе разных размеров элементов: дальнейшее уменьшение сетки прекращалось, если относительная разница составляла меньше 1%. Результаты исследования внутренней сходимости представлены в таблице 1 на примере первой собственной частоты.

Найдены первых пять частот собственных колебаний. В таблице 2 приводятся результаты численного и аналитического решения для следующих параметров пластины: $E = 70$ ГПа, $\nu = 0.3$, $\rho = 2700$ кг/м³, $h = 0.05$ м, $a = 0.6$ м, $b = 0.4$ м.

Относительная погрешность определяется следующим образом:

$$d_i = 100\% \cdot \frac{|f_i^* - f_i|}{|f_i|} \quad (6)$$

Таблица 1: Исследование внутренней сходимости

	f_1
$n=a/15$	6141.6
$n=a/45$	5857
Внутр. сход. (%)	4.6
$n=a/75$	5835.2
$n=a/105$	5823.2
Внутр. сход. (%)	0.2

Таблица 2: Сравнение конечно-элементного и аналитического решения для пластины

i	f_i	f_i^*	d_i
1	5823.2	4853.9	16.6
2	8322.6	9334.4	12.1
3	16149	16801.9	4
4	27192	27256.5	0.23
5	40682	40698.1	0.03

f_i — i -ая собственная частота, полученная в результате подсчета конечно-элементной модели (Гц), f_i^* — собственная частота, полученная по аналитической формуле (Гц).

1.3 Собственные колебания купола

Сферический купол без верхнего отверстия характеризуется следующими параметрами: толщина оболочки h , радиус купола R . Все параметры имеют единицу измерения — метр.

Для купола в качестве материала также используются эластичные изотропные линейные материалы, который характеризуется модулем Юнга E , коэффициентом Пуассона ν и плотностью ρ . Строится равномерная сетка, выбран оболочный тип элемента Shell181. Конечно-элементная модель купола представлена на Рис. 2. В качестве граничных условий выбрано жесткое закрепление по нижнему краю.

Были взяты следующие значения физических и геометрических па-

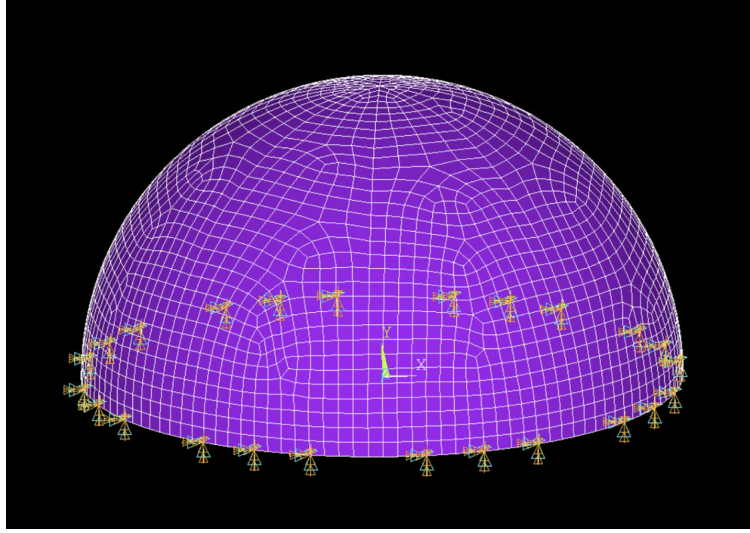


Рис. 2: Конечно-элементная модель купола без отверстия.

раметров для построения модели купола без отверстия с жестко закрепленным краем: $E=210$ ГПа, $\nu = 0.28$, $h=0.003$ м, $R=0.3$ м, $\rho=7800$ кг/м³. Результаты исследования внутренней сходимости метода представлены в таблице 3.

Таблица 3: Исследование внутренней сходимости

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
$n=R/5$	1588.2	2094.7	2455.8	2533.2	2588.5
$n=R/10$	1579.4	2108.8	2479.1	2498.9	2620.1
Внутр. сход. (%)	0.55	0.67	0.94	1.35	1.22
$n=R/20$	1574.5	2104.2	2466.7	2489.2	2586.9
$n=R/30$	1573.7	2104.3	2465.6	2488.2	2585.1
Внутр. сход. (%)	0.05	0.004	0.04	0.04	0.06

Следующим шагом стало проведение верификации построенной модели, то есть сравнить результаты конечно-элементной модели с аналитическим решением (4)-(5) для этого варианта геометрии. В аналитической формуле присутствуют коэффициенты k_i — это коэффициенты, значение которых для первых пяти собственных частот в данном случае: 0.5457, 0.7377, 0.8563, 0.8598, 0.9034. В таблице 4 представлены результаты конечно-элементного моделирования и аналитического решения, а также относи-

тельная погрешность, которая вычисляется по формуле (6). Проанализировав данные в таблице, можно сделать вывод о том, что мы добились необходимой точности.

Таблица 4: Сравнение конечно-элементного и аналитического решения для купола без отверстия

i	f_i^*	f_i	d_i
1	1573.7	1564.7	0.57
2	2104.3	2115.3	0.52
3	2465.6	2455.4	0.427
4	2488.2	2465.4	0.92
5	2585.1	2590.4	0.2

1.4 Собственные колебания купола с верхним отверстием

После успешной верификации модели купола без отверстия модель была модифицирована посредством добавления отверстия и далее процесс поиска собственных частот повторился в новых условиях. Аналогично предыдущему случаю в качестве материала используется эластичные изотропные линейные материалы, который модулем Юнга (E), коэффициентом Пуассона (ν) и плотностью (ρ). Строится равномерная сетка, выбран оболочный тип элемента shell181. Конечно-элементные модели купола без отверстия представлены на Рис. 3. В качестве граничных условий выбрано жесткое закрепление по нижнему краю.

Результаты исследования внутренней сходимости метода представлены в таблице 5.

Таким образом, задача модального анализа для выбранных объектов была решена. Следующим шагом стало составление датасета для обучения и проверки нейронной сети.

Как уже было отмечено, на вход нейронной сети должны подаваться геометрические и физические параметры объекта. В случае, к примеру, пластины — это ее линейные размеры, а также модуль Юнга, коэффици-

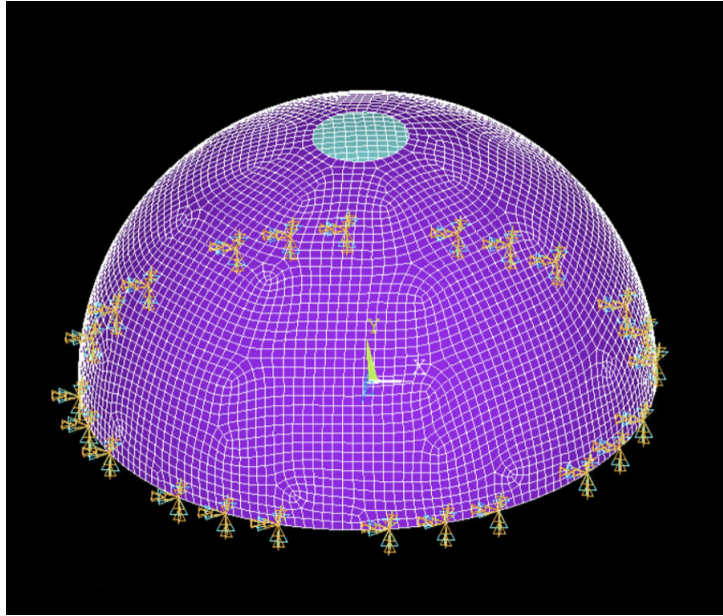


Рис. 3: Конечно-элементная модель купола с отверстия.

Таблица 5: Исследование внутренней сходимости

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
$n=R/5$	3530.8	3536.4	3546.7	3580.4	3630.8
$n=R/10$	3067.5	3067.5	3067.5	3067.5	3111.8
Внутр. сход. (%)	13.1	13.2	13.5	14.3	14.2
$n=R/20$	3033.3	3033.9	3034.6	3038.2	3048.7
$n=R/30$	3023.3	3023.8	3024.3	3024.7	3034.6
Внутр. сход. (%)	0.32	0.33	0.33	0.44	0.46

ент Пуассона и плотность материала. Для создания обучающей и тестовой выборки, по которым, соответственно, происходит обучение нейронной сети и проверка точности вычислений, было решено объединять входные параметры и полученные на их основе значения собственных частот в соответствующие вектора. В ходе обучения ищутся такие весовые коэффициенты, при которых входной вектор преобразуется в соответствующий выходной.

Был выбран следующий диапазон и шаг изменения параметров из соображений достаточности их количества для выборок и получения удовлетворительных результатов моделирования.

Для пластины:

$$70 \cdot 10^9 \leq E \leq 210 \cdot 10^9 \text{ с шагом } 10 \cdot 10^9$$

$$0.24 \leq \nu \leq 0.4 \text{ с шагом } 0.01$$

$$0.01 \leq h \leq 0.05 \text{ с шагом } 0.01$$

$$0.1 \leq a \leq 1 \text{ с шагом } 0.01$$

$$0.1 \leq b \leq 1 \text{ с шагом } 0.01$$

Для купола:

$$70 \cdot 10^9 \leq E \leq 210 \cdot 10^9 \text{ с шагом } 10 \cdot 10^9$$

$$0.24 \leq \nu \leq 0.4 \text{ с шагом } 0.01$$

$$0.025 \leq h \leq 0.035 \text{ с шагом } 0.001$$

$$0.1 \leq R \leq 0.5 \text{ с шагом } 0.01$$

Для купола с отверстием выбраны аналогичные параметры с добавлением параметра rad — радиус отверстия:

$$0.01 \leq rad \leq 0.1 \text{ с шагом } 0.01$$

Таким образом, в рамках данного этапа работы были разработаны соответствующие конечно-элементные модели, а также получены данные для дальнейшего обучения нейросетей.

Глава 2. Генерация звука в реальном времени

В данной главе описывается разработка интерфейса для синтеза звука в реальном времени на основе нейросети, обученной на данных модального анализа.

2.1 Искусственная нейронная сеть

Искусственная нейронная сеть - модель биологической нейронной сети, представляющая собой совокупность однотипных элементов, искусственных нейронов, взаимодействующих между собой посредством внутренних связей, коэффициенты которых подбираются в ходе процедуры обучения. Искусственный нейрон может быть математически представлен в виде некоторой функции, которая преобразует несколько входных параметров в один выходной: сначала на основе входных параметров формируется взвешанная сумма, потом посредством функции активации она преобразуется в выходной параметр. Подбор весовых коэффициентов происходит в ходе минимизации функции ошибки. При этом число нейронов в слоях выбирается исходя из необходимости обеспечения заданного качества решения задачи, а число слоев нейронов — как можно меньше для сокращения времени решения задачи [19].

В рамках данной работы выбрана следующая архитектура нейронной сети: нейронная сеть типа многослойный персептрон с тремя скрытыми слоями и функцией активации ReLU (rectified linear unit), которая имеет следующий вид:

$$A(x) = \max(0, x)$$

Архитектура нейронной сети представлена в таблице 6.

Количество нейронов на входном и выходном слоях зависит от размерности вектора входных и выходных параметров соответственно.

На Рис.4 представлен график зависимости значения среднеквадратичной ошибки от количества эпох. Можно заметить, что для обучения достаточно 80 эпох.

Таблица 6: Архитектура нейронной сети

Слой	Число нейронов	Функция активации
Входной слой	5	
Полносвязный слой	100	ReLU
Полносвязный слой	100	ReLU
Полносвязный слой	100	ReLU
Выходной слой	5	

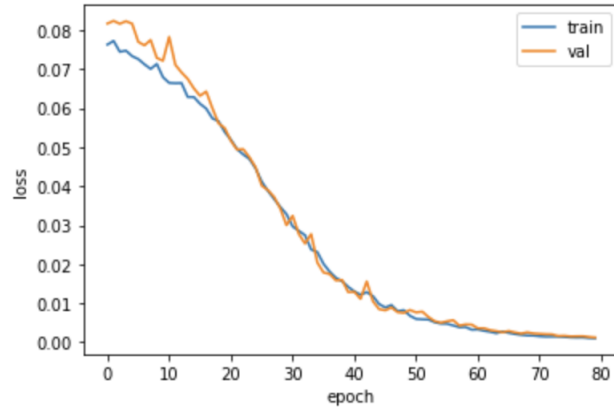


Рис. 4: График среднеквадратичной ошибки обучения.

Выбор описанной архитектуры основывается на достаточно большой скорости обучения, которая не приводила к неустойчивому состоянию, но при этом обеспечивала умеренно быструю и последовательную сходимость.

Для написания нейронной сети используется язык программирования Python и открытые нейросетевые библиотеки Keras и Tensorflow. В качестве метода оптимизации был использован Adam (метод адаптивной оценки моментов) [31]. Сеть была обучена на данных, полученных путем конечно-элементного моделирования с последующей нормировкой, для тренировки выделено 90% датасета, для тестирования — 10%, результат составил 99% точности на контрольной выборке.

Приведем данные, полученные путем конечно-элементного моделирования и предсказанные нейронной сетью для купола с отверстием в таблице 7. Параметры купола: $E=70$ ГПа, $\nu = 0.2875$, $h=0.035$ м, $R=0.1$ м, $rad=0.03$ м, $\rho = 2700$ кг/м³.

Таблица 7: Сравнение собственных частот, полученных путем конечно-элементного и нейросетевого моделирования

i	f_i	f_i^*	d
1	11382	11709	2.7
2	15654	16149	3.06
3	16805	17140	1.95
4	21636	22462	3.67
5	24463	25131	2.65

f_i — собственные частоты, полученные в результате подсчета конечно-элементной модели

f_i^* — собственные частоты, полученные в результате предсказания нейронной сети

d_i — относительная погрешность, вычисленная по формуле 6.

2.2 Разработка программы для синтеза звука

Создание программы-синтезатора, реализующей генерацию звука с использованием техники аддитивного синтеза, где на вход осцилляторам подавались значения собственных частот, вычисляемых нейронной сетью в зависимости от изменения входных параметров в случае купола с отверстием – модуля Юнга, коэффициента Пуассона, толщины и радиуса купола и радиуса отверстия проводилось в среде визуального программирования PureData (PD). Данная среда позволяет управлять потоками данных в реальном времени, которые проходят через задаваемые объекты по различным соединениям. Такой подход достаточно хорошо зарекомендовал себя в приложениях, связанных с синтезом и обработкой звука. Как на традиционных программных или аппаратных синтезаторах, пользователь слышит результат мгновенно и может сразу его изменить [22].

Совместное использование нейронной сети и программы-синтезатора заключается в следующем: предварительно обученной нейронной сети на основе созданного в PD интерфейса передаются входные параметры, в на-

шем случае это модуль Юнга, коэффициент Пуассона, толщина и радиус купола, а также радиус отверстия, после чего на основе выполненных вычислений нейронная сеть передает первых 5 значений собственных частот на заранее созданные осцилляторы. Таким образом, меняя физические и геометрические параметры модели в реальном времени, мы получаем изменение частот осцилляторов. Далее, на основе сложения получаемых простых волн, генерируется сложный тембр, соответствующий свободному колебанию рассматриваемого объекта [31]. Для передачи данных между созданной нейронной сетью и PD используется протокол UDP. Пример разработанного интерфейса можно увидеть на рис. 5, где используется следующая структура:

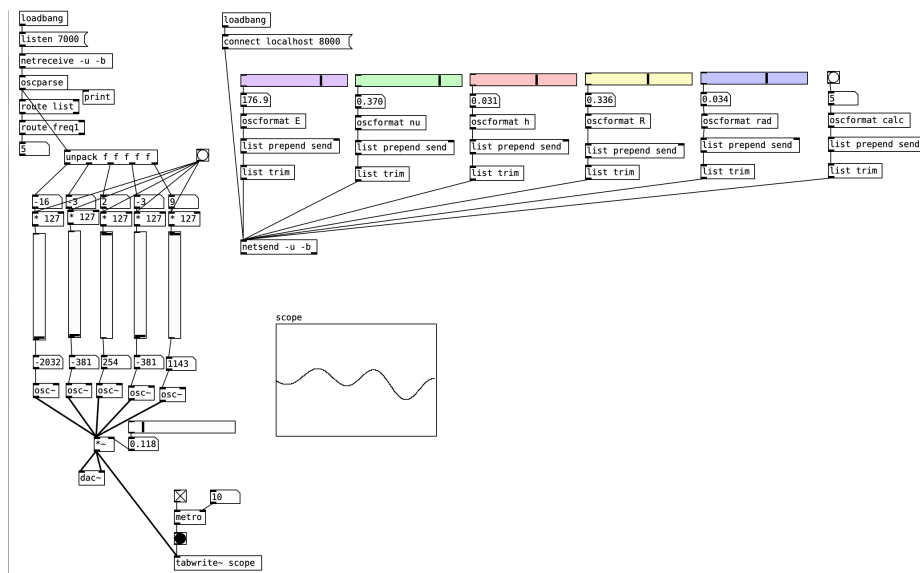


Рис. 5: Интерфейс синтезатора.

Таким образом, программа-синтезатор имеет следующую структуру:

- модуль подключения к серверу посредством указания номера порта
- модуль передачи параметров на сервер, параметры можно изменять, двигая курсором по разноцветным слайдерам
- модуль получения выходных данных с сервера, а именно собственных частот, вычисленных разработанной и предварительно обученной нейросетью

- модуль распаковки сообщения и преобразования его в числовые значения
- подача числовых значений в осцилляторы, которые выдают синусоидальные волны с заданной частотой
- блок аддитивного синтеза: суммирование волн и получения результирующей волны, также можно управлять амплитудой результирующей волны
- модуль вывода звука на аудио-устройство компьютера

Данная схема позволяет получать изменение звука при изменении параметров в реальном времени.

Заключение

В работе предложен метод синтеза звука на основе физического моделирования, в рамках которого параметры звука вычисляются с использованием нейронной сети, обученной на результатах конечно-элементного модального анализа. Основные этапы разработки и реализации метода включают:

1. разработка конечно-элементной модели в программном комплексе ANSYS;
2. получение данных модальных испытаний, проведенных на основе разработанной модели;
3. разработка и обучение нейронной сети типа многослойный персептрон на основе использования библиотек Keras и Tensorflow;
4. разработка интерфейса для синтеза звука в реальном времени на основе языка визуального программирования PD, позволяющего передавать передавать входные параметры нейросети, и на основе получаемых выходных параметров генерировать звук, используя принцип аддитивного синтеза.

Реализована программа-синтезатор для генерации звука в реальном времени с помощью модального анализа, нейросетевого моделирования и аддитивного синтеза. В дальнейшем планируется расширить предложенную модель путем учета реакции объекта на вынужденные колебания, что позволит генерировать затухающие звуки, возникающие, к примеру, при соударениях.

Список литературы

- [1] Bilbao S. Numerical sound synthesis finite difference schemes and simulation in musical acoustics // John Wiley & Sons. 2009. 441 p.
- [2] Julius O. Smith, III. Physical modeling synthesis update // Computer Music Journal, Vol. 20, No. 2. 1996. P. 44-56.
- [3] O'Brien J.F., Shen C., Gatchalian C.M. Synthesizing sounds from rigid-body simulations // SCA '02: Proceedings of the 2002 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation. 2002. P. 175-181.
- [4] Cahill B. Physically based sound synthesis for interactive applications: Diss. / Benen Cahill; University of Dublin, Trinity College. 2009. 89 p.
- [5] Bruyns C. Modal synthesis for arbitrarily shaped objects // Computer Music Journal, Vol. 30, No. 3. 2006. P. 22-37.
- [6] Kang J.-H. Free vibration analysis of shallow spherical dome by three-dimensional Ritz method // Journal of Vibration and Control. 2014.
- [7] Ko S.-M., Kang J.-H. Free vibration analysis of shallow and deep ellipsoidal shells having variable thickness with and without a top opening // Acta Mechanica. 2017.
- [8] Lyon R.F. Human and machine hearing: extracting meaning from sound // 559 p.
- [9] Pearce-Davies S. Sonic analysis for machine learning: multi-layer perceptron training using spectrograms pearce-davies: Diss. Research Master / Pearce-Davies Samuel; University of Plymouth. 2019. 128 p.
- [10] Hatiegan L. (B.), Hatiegan C., Gillich G.R., HamatC.O., Vasile O., Stroia M.D. Natural frequencies of thin rectangular plates clamped on contour using the finite element method // International Conference on Applied Sciences (ICAS2017). 2017.

- [11] Kunieda H. Flexural axisymmetric free vibrations of a spherical dome: exact results and approximate solutions // Journal of Sound and Vibration. 1984. P. 1-10.
- [12] Zienkiewicz O. C., Taylor R. L., Zhu J. Z. The finite element method: its basis and fundamentals. Elsevier // Elsevier Butterworth-Heinemann. 2005. 719 p.
- [13] Ren Z., Yeh H., Lin M. Example-guided physically based modal sound synthesis // 2013.
- [14] Wang J.-H., Qu A., Langlois T., James D.L. Toward wave-based sound synthesis for computer animation // ACM Transactions on Graphics. 2018. P. 1-16.
- [15] Jin X., Qu. T., Manocha. D., Li.S., Wang G. Deep-modal: real-time impact sound synthesis for arbitrary shapes // MM '20: The 28th ACM International Conference on Multimedia. 2020.
- [16] Debut V., Antunes J. Physical synthesis of six-string guitar plucks using the Udwadia-Kalaba modal formulation // The Journal of the Acoustical Society of America. 2020. P. 575-587.
- [17] Helie. T., Roze D. Sound synthesis of a nonlinear string using Volterra series // Journal of Sound and Vibration. 2008.
- [18] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации // пер. Рудинского И.Д. – Финансы и статистика. 2002. 344 с.
- [19] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. // М.:Вильямс. 2006. 1104 с.
- [20] Kreidler J. Programming electronic music in Pd // 2008. 283 p.
- [21] Puckette M. The theory and technique of electronic music // World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. 2007. 325 p.
- [22] Farnell A. Designing sound // Westchester Book Composition. 2010. 664 p.

- [23] Madenci E., Guven, I. The finite element method and applications in engineering using ANSYS. Springer// Springer US. 2015. 657 p.
- [24] ANSYS - Mechanical APDL element reference // 1971-2018. 1240 p.
- [25] Cadoz C., Luciani A., Florens J.-L. Responsive input devices and sound synthesis by simulation of instrumental mechanisms// Computer Music Journal. 1983. p. 60–73.
- [26] Pérez R. F. Machine-learning-based estimation of room acoustic parameters: Ex. for the degree of Master of Science in Technology / Aalto University School of Electrical Engineering. 2018. 71 p.
- [27] Tang Z., Kanu J.D., Hogan K., Manocha D. Regression and classification for direction-of-arrival estimation with convolutional recurrent neural networks // 2019.
- [28] Fan Z., Vineet V., Gamper H., Raghuvanshi N. Fast acoustic scattering using convolutional neural networks // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2020.
- [29] Сильченко П.Н., Кудрявцев И.В., Михнёв М.М., Халиманович В.И., Наговицин В.Н. Анализ динамического состояния волноводно-распределительных систем от воздействия вибрационных нагрузок на этапе вывода космического аппарата на орбиту // Журнал Сибирского федерального университета. Техника и технологии. 2012. с. 205-219.
- [30] Hatch, M. R. Vibration simulation using MATLAB and ANSYS. CRC Press // CHAPMAN HALL/CRC. 2000.
- [31] Miranda E. R. Computer sound design: synthesis techniques and programming.– 2nd ed. // Oxford: Focal Press. 2002.
- [32] Cadoz C. Synthèse sonore par simulation de mécanismes vibratoires // These de Docteur Ingénieur, I.N.P.G. Grenoble, France. 1979.

- [33] Strube.S. Time-varying wave digital filters and vocal-tract models // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Paris, France. 1982. p. 923–926.
- [34] Jot J.-M., Chaigne A. Digital delay networks for designing artificial reverberators // Audio Engineering Society Convention, Paris, France. 1991.
- [35] Nierhaus, G. Algorithmic composition: paradigms of automated music generation // Springer Science Business Media. 2009.
- [36] Alpaydin E. Introduction to machine learning // MIT press. 2020. 682 p.
- [37] J.-M. Adrien. J.-M. The missing link: Modal synthesis. In G. DePoli, A. Piccialli, and C. Roads, editors, Representations of Musical Signals // MIT Press, Cambridge, Massachusetts. 1991. p. 269–297.
- [38] Adrien J.-M., Rodet. X. Physical models of instruments, a modular approach, application to strings. // International Computer Music Conference, Vancouver, Canada. 1985. p. 85–89.